



Dự báo giá trị chịu rủi ro và thua lỗ dự kiến tại thị trường chứng khoán Việt Nam với phân phối xác suất biến thiên theo thời gian

LÊ HẢI TRUNG *

Học viện Ngân hàng

THÔNG TIN	TÓM TẮT
Ngày nhận: 02/03/2023 Ngày nhận lại: 03/04/2023 Duyệt đăng: 03/04/2023 Mã phân loại JEL: C22; E47; G17; G21. Từ khóa: Giá trị chịu rủi ro; Giá trị thua lỗ dự kiến; Dự báo; Phân phối xác suất. Keywords: Value at Risk; Expected Shortfall; Backtesting; Time Series Forecasting.	Bài nghiên cứu này đánh giá về vai trò của ghi nhận biến thiên theo thời gian đối với các mômen bậc cao trong phân phối xác suất có điều kiện của tỷ lệ sinh lời đối với thị trường chứng khoán Việt Nam. Cụ thể, tác giả đánh giá khả năng dự báo giá trị chịu rủi ro (Value at Risk – VaR) và giá trị thua lỗ dự kiến (Expected Shortfall – ES) cho VN-Index và HNX-Index tại hai mốc phân vị phổ biến là 1% và 5% với các giả định khác nhau về phân phối xác suất trong mô hình GARCH. Kết quả thực nghiệm cho thấy mô hình GJR-ACD với giả định các mômen bậc cao của phân phối xác suất có điều kiện biến thiên theo thời gian cho kết quả dự báo tốt nhất đối với cả VaR và ES. Nghiên cứu này cho thấy sự quan trọng của việc ghi nhận tính không chuẩn và biến thiên theo thời gian phân phối xác suất có điều kiện của tỷ lệ sinh lời, từ đó giúp đề xuất mô hình đo lường rủi ro phù hợp cho các tổ chức tài chính và nhà đầu tư trên thị trường chứng khoán Việt Nam. Abstract This paper explores the role of time-varying higher moments in the conditional distribution of financial returns in Vietnam. In particular, the author examines the forecasting performance of several GARCH-type models with alternative conditional distributions in predicting Value at Risk and Expected Shortfall for VN-Index and HNX-Index in both 1% and 5% quantiles over a battery of backtesting methods. Our horserace indicates that the GJR-ACD model with time-varying higher moments and Skewed Generalized Error conditional distribution consistently and significantly outperforms other methods. Our findings highlight the

* Tác giả liên hệ.

Email: trunglh@hvn.edu.vn (Lê Hải Trung).

Trích dẫn bài viết: Lê Hải Trung. (2023). Dự báo giá trị chịu rủi ro và thua lỗ dự kiến tại thị trường chứng khoán Việt Nam với phân phối xác suất biến thiên theo thời gian. *Tạp chí Nghiên cứu Kinh tế và Kinh doanh Châu Á*, 34(3), 22–39.

role of allowing for time-varying higher moments in VaR and ES forecasts in Vietnam, which is of particular importance for practitioners and market participants.

1. Giới thiệu

Trong các lý thuyết cơ bản về tài chính như: Lý thuyết danh mục hiện đại (Markowitz, 1952), và lý thuyết về định giá quyền chọn (Black & Scholes, 1973), tỷ suất sinh lời của các tài sản thường được giả định tuân theo quy luật phân phối chuẩn. Tuy nhiên, biến động mạnh của thị trường tài chính trong cuộc khủng hoảng tài chính toàn cầu giai đoạn 2007–2009 hay đại dịch COVID-19 cho thấy giả định phân phối chuẩn có thể dẫn đến việc đánh giá thấp những rủi ro tiềm tàng từ những biến động thua lỗ mạnh của thị trường. Rất nhiều các nhà nghiên cứu còn chỉ ra rằng các tham số mômen cấp cao kiểm soát độ lệch (Skewness) và độ nhọn (Kurtosis) trong phân phối xác suất không cố định mà biến thiên theo thời gian (Hansen, 1994; Jondeau & Rockinger, 2003). Việc ghi nhận sự biến thiên này giúp nâng cao hiệu quả định giá tài sản (Dittmar, 2002), xây dựng danh mục đầu tư (Ghysels và cộng sự, 2016; Le, 2021), và quản trị rủi ro (Kostika & Markellos, 2013).

Trong nghiên cứu này, tác giả đánh giá sự biến thiên của các mômen bậc cao của phân phối xác suất tỷ lệ sinh lời của chỉ số giá chứng khoán Việt Nam. Theo hiểu biết của tác giả, đây là nghiên cứu đầu tiên đánh giá về sự biến thiên thời gian của mômen bậc cao trong phân phối xác suất tỷ suất sinh lời của chỉ số chứng khoán Việt Nam. Bên cạnh đó, tác giả đánh giá khả năng ứng dụng của mô hình cho phép sự biến thiên thời gian của mômen bậc cao trong việc dự báo giá trị chịu rủi ro (Value at Risk – VaR) và mức độ sụt giảm kỳ vọng (Expected Shortfall – ES) trên thị trường Việt Nam. Đóng góp này quan trọng về mặt thực tiễn bởi hai lý do. Thứ nhất, Ngân hàng Nhà nước Việt Nam (NHNN) đã chủ động xây dựng lộ trình triển khai và áp dụng các quy định về quản trị rủi ro chặt chẽ hơn theo chuẩn Basel II thông qua Thông tư 41/2016/TT-NHNN, yêu cầu các NHTM phải chính thức áp dụng tỷ lệ an toàn vốn tối thiểu theo chuẩn Basel II kể từ ngày 01/01/2020. Trong đó, yêu cầu vốn tối thiểu cho rủi ro thị trường được tính toán dựa trên giá trị VaR. Thứ hai, mặc dù được sử dụng rộng rãi nhưng VaR có những nhược điểm về tính cộng dồn cũng như không đưa ra đánh giá cụ thể về mức thua lỗ tiềm năng đối với rủi ro thị trường. Trong bản hiệp ước Basel III (Basel Committee on Banking Supervision, 2019), ES đã được sử dụng để thay thế VaR trong việc tính toán mức độ yêu cầu vốn đối với rủi ro thị trường. Do đó, việc đánh giá khả năng dự báo chính xác đồng thời VaR và ES cho rủi ro thị trường là quan trọng đối với Việt Nam theo đúng định hướng tiệm cận các thông lệ quốc tế về quản trị rủi ro của NHNN.

Ngoài mục 1 giới thiệu, mục 2 của bài nghiên cứu đánh giá tổng quan nghiên cứu, mục 3 và mục 4 thể hiện các mô hình dự báo cũng như các kiểm định tính phù hợp của dự báo VaR và ES so với tỷ lệ sinh lời thực tế của VN-Index và HNX-Index. Kết quả thực nghiệm của các mô hình được trình bày ở mục 5 và kết luận của bài nghiên cứu thể hiện ở mục 6.

2. Tổng quan nghiên cứu

2.1. *Biến thiên mômen cấp cao của phân phối xác suất tỷ lệ sinh lời của tài sản tài chính*

Giả định về phân phối chuẩn trong tỷ lệ sinh lời là thường được sử dụng trong các lý thuyết tài chính. Tuy nhiên, nghiên cứu thực nghiệm cho thấy phân phối xác suất tỷ lệ sinh lời thường có độ lệch trái (Negative Skewness) và độ nhọn thấp (Leptokurtosis) so với phân phối chuẩn (Cont, 2001).

Việc ghi nhận độ lệch và độ nhọn trong phân phối xác suất tỷ lệ sinh lời giúp đưa ra các quyết định đầu tư và quản trị rủi ro chính xác hơn. Le (2021) chỉ ra rằng, ghi nhận độ lệch và độ nhọn khi xây dựng danh mục tối ưu giúp tỷ suất sinh lời có điều chỉnh rủi ro tăng lên đáng kể so với khi giả định phân phối chuẩn. Tính chất phân phối không chuẩn của tỷ lệ sinh lời được tìm thấy rõ ràng hơn ở các thị trường đang phát triển như Việt Nam. Gu và Ibragimov (2018) chỉ ra rằng phân phối xác suất tỷ suất sinh lời của thị trường tài chính ở các quốc gia đang phát triển có độ lệch trái và không chuẩn cao hơn nhiều so với các quốc gia phát triển do sự thiếu hiệu quả và tính nhiễu trong hành vi đầu tư của các nhà đầu tư cá nhân. Ghysels và cộng sự (2016) cho thấy khi tính tới độ lệch trong phân phối xác suất, danh mục tối ưu sẽ có xu hướng bổ sung thêm các tài sản tài chính từ các quốc gia đang phát triển.

Đặc biệt, các nghiên cứu thực nghiệm cho thấy các tham số mômen bậc cao đại diện cho độ lệch và độ nhọn của phân phối xác suất tỷ lệ sinh lời biến thiên theo thời gian. Hansen (1994) cho thấy việc cho phép các tham số mômen bậc cao của phân phối xác suất biến động giúp giải thích chính xác hơn biến động của tỷ lệ sinh lời của chứng khoán Mỹ. Việc ghi nhận biến thiên thời gian của các mômen bậc cao cũng giúp đưa ra các quyết định phòng ngừa rủi ro (Kostika & Markelos, 2013) và đầu tư (Hadhri & Ftiti, 2019) hiệu quả hơn. He và Hamori (2021) còn cho thấy sự biến thiên của các mômen cấp cao này còn có hiệu ứng tràn (Spillover) từ các quốc gia phát triển sang các quốc gia đang phát triển.

2.2. *Dự báo rủi ro với các giả định về phân phối xác suất tỷ suất sinh lời*

VaR và ES là hai giá trị được sử dụng nhiều trong đo lường rủi ro do có ý nghĩa quan trọng trong việc xác định yêu cầu về mức vốn tối thiểu đối với rủi ro thị trường của các tổ chức tài chính theo quy định của hiệp ước vốn Basel III năm 2019.

Để đo lường VaR, nhóm mô hình GARCH của Bollerslev (1987) là phổ biến nhất. Đặc trưng của các mô hình này là thực hiện ước lượng rủi ro dựa trên đánh giá về biến thiên của phân phối xác suất có điều kiện (Conditional Distribution) của tỷ lệ sinh lời. Nghiên cứu của BenSaïda và Slim (2016) và Slim và cộng sự (2017) cho thấy việc ghi nhận tính không chuẩn của phân phối xác suất có điều kiện của tỷ lệ sinh lời trong mô hình GARCH giúp nâng cao khả năng dự báo VaR tại các thị trường tài chính, đặc biệt là đối với giai đoạn khủng hoảng tài chính. Không chỉ vậy, Bali và Theodossiou (2008) chỉ ra rằng, việc cho phép biến thiên theo thời gian đối với các tham số mômen bậc cao giúp cải thiện hơn nữa khả năng dự báo VaR. Đối với thị trường Việt Nam, Lê Hải Trung và Nguyễn Thị Mai Trang (2020) là nghiên cứu duy nhất đưa ra bằng chứng thực nghiệm về tính không chuẩn trong phân phối xác suất tỷ lệ sinh lời của chỉ số chứng khoán Việt Nam. Tuy nhiên, nghiên cứu của Lê Hải Trung và Nguyễn Thị Mai Trang (2020) chưa cho phép các mômen cấp cao liên quan tới độ lệch và độ nhọn của phân phối xác suất tỷ lệ sinh lời biến thiên theo thời gian. Ở nghiên cứu này, tác giả mở

rộng nghiên cứu trên và đánh giá khả năng của mô hình GARCH với các mômen bậc cao biến thiên theo thời gian trong đo lường giá trị VaR đối với tỷ lệ sinh lời của chỉ số chứng khoán Việt Nam.

Bên cạnh VaR, ES là một trong những chỉ số để đánh giá mức độ rủi ro trên thị trường tài chính và được dự kiến sử dụng thay thế VaR trong việc tính toán giá trị an toàn vốn tối thiểu trong hiệp ước vốn Basel III với các tổ chức tài chính. Tuy nhiên, các nghiên cứu về phương pháp dự báo ES không có nhiều do những khó khăn trong việc ước lượng và kiểm định tính phù hợp của ES (Gneiting, 2011). Theo hiểu biết của tác giả, chưa có nghiên cứu nào thực hiện đo lường và đánh giá các phương pháp dự báo ES đối với thị trường Việt Nam. Ở nghiên cứu này, tác giả thực hiện đo lường đồng thời VaR và ES cho thị trường Việt Nam dựa trên mô hình GARCH với các giả định phân phối xác suất khác nhau. Bên cạnh đó, tác giả đánh giá hiệu quả của các mô hình dự báo dựa trên đa dạng các kiểm định tuyệt đối về tính phù phân vị cũng như kiểm định tương đối thông qua khả năng tối ưu hóa các hàm loss (Loss Functions) của các dự báo VaR và ES.

3. Mô hình dự báo VaR và ES

3.1. Mô hình GARCH với tham số mômen cố định

Mô hình GARCH (Generalized AutoRegressive Conditional Heteroskedasticity) được phát triển bởi Bollerslev (1987) là một trong những mô hình phổ biến nhất để đo lường sự biến thiên của rủi ro trong chuỗi thời gian dựa trên một giả định về phân phối xác suất. Nghiên cứu này sử dụng mô hình GARCH (1,1) truyền thống và mô hình GJR-GARCH được phát triển bởi Glosten và cộng sự (1993) với việc tính tới phản ứng mạnh hơn của phương sai khi tỷ lệ sinh lời ở mức thua lỗ. Cụ thể:

Phương trình giá trị bình quân có điều kiện:

$$r_t = \mu + \sigma_t z_t \quad (1)$$

Phương trình phương sai có điều kiện:

$$\text{GARCH: } \sigma_t^2 = \beta_0 + \beta_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_2 \sigma_{t-1}^2 \quad (2)$$

$$\text{GJR-GARCH: } \sigma_t^2 = \beta_0 + \beta_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_2 I_{(\varepsilon_{t-1} < 0)} \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_3 \sigma_{t-1}^2 \quad (3)$$

Trong đó, $I(\cdot)$: Phương trình chỉ báo; $\varepsilon_t = \sigma_t z_t$: Phần dư của tỷ lệ sinh lời bình quân, thể hiện thông qua biến thiên của độ lệch chuẩn σ_t ; và z_t : Phần dư chuẩn hóa, được giả định phân phối độc lập và tương đồng (Independent and Identical) theo phân phối xác suất f_z giả định. Ở nghiên cứu này, tác giả sử dụng ba giả định về phân phối xác suất như sau.

- *Thứ nhất*, giả định f_z là phân phối chuẩn tắc: $f_z \sim N(0,1)$. Hai mô hình tương ứng với giả định này được ký hiệu là “GARCH-Norm” và “GJR-Norm”.

- *Thứ hai*, giả định f_z là phân phối t : $f_z \sim t(0,1, \nu)$, với ν là số bậc tự do. So với phân phối chuẩn, phân phối t có độ nhọn thấp và độ dài đuôi cao hơn so với phân phối chuẩn, cho phép ghi nhận các quan sát biến động mạnh của tỷ lệ sinh lời. Hai mô hình ứng với giả định này được ký hiệu là “GARCH-STD” và “GJR-STD”.

- *Thứ ba*, giả định f_z là phân phối SGE (Skewed Generalized Error), được phát triển bởi Theodossiou (2015): $f_z \sim SGE(0,1, \lambda, \kappa)$. Đây là phân phối xác suất cho phép tồn tại độ lệch và độ nhọn khác so với phân phối chuẩn, cho phép ghi nhận các quan sát biến động mạnh cũng như ghi nhận thực tế về xác suất xảy ra cao hơn của các quan sát thua lỗ mạnh so với lợi nhuận của tỷ lệ sinh

lời (Cont, 2001). Trong đó, λ và κ là các tham số mômen bậc cao nằm trong khung giá trị $-1 < \lambda < 1$; và $\kappa > 0$, cho biết hình dạng của phân phối xác suất. Phân phối xác suất sẽ lệch về bên trái (phải) khi $\lambda < 0$ ($\lambda > 0$), đối xứng khi $\lambda = 0$. Phân phối xác suất sẽ có độ nhọn thấp hơn (cao hơn) so với phân phối chuẩn khi $\kappa < 2$ ($\kappa > 2$). Phân phối sẽ chuyển thành phân phối t nếu $\lambda = 0$ và chuyển thành phân phối chuẩn khi $\lambda = 0$ và $\kappa = 2$. Khi so sánh các giả định phân phối xác suất để dự báo VaR cho thị trường Việt Nam, Lê Hải Trung và Nguyễn Thị Mai Trang (2020) chỉ ra rằng phân phối SGE cho kết quả dự báo VaR tốt hơn nhiều so với phân phối chuẩn và phân phối t. Hai mô ứng với giả định này được ký hiệu là “GARCH-SGE” và “GJR-SGE”.

3.2. Mô hình GARCH với tham số mômen cấp cao biến thiên theo thời gian

Thay vì giả định các tham số mômen cấp cao cố định, tác giả đề xuất áp dụng các tham số mômen này biến thiên theo thời gian: $f_z \sim SGE(0,1,\lambda_t,\kappa_t)$. Điều này cho phép hình dạng (độ lệch và độ nhọn) của phân phối xác suất của tỷ lệ sinh lời biến thiên theo thời gian với các điều kiện thị trường thay đổi (thể hiện qua sự thay đổi của λ_t và κ_t). Cụ thể, biến thiên theo thời gian của các mômen bậc cao được đề xuất bởi Bali và Theodossiou (2008) như sau:

$$\tilde{\lambda}_t = \lambda_0 + \lambda_1 z_{t-1} + \lambda_2 \tilde{\lambda}_{t-1} \quad (4)$$

$$\tilde{\kappa}_t = \kappa_0 + \kappa_1 z_{t-1} + \kappa_2 \tilde{\kappa}_{t-1} \quad (5)$$

Trong đó, $\tilde{\lambda}_t$ và $\tilde{\kappa}_t$: Lần lượt là các ước lượng không giới hạn của λ và κ . Để thỏa mãn điều kiện về ngưỡng giá trị λ và κ của phân phối SGE ($|\lambda| < 1$; $\kappa > 0$), tác giả thực hiện chuyển đổi giá trị λ_t và κ_t về khoảng giá trị giới hạn như sau:

$$\lambda_t = -1 + \frac{2}{1 + e^{-\tilde{\lambda}_t}}; \kappa_t = e^{\tilde{\kappa}_t} \quad (6)$$

Hai mô hình ứng với giả định này được ký hiệu là “GARCH-ACD” và “GJR-ACD”¹.

3.3. Dự báo giá trị chịu rủi ro và thua lỗ dự kiến

Để dự báo VaR và ES, tác giả sử dụng phương pháp mô phỏng lịch sử dựa trên phân phối xác suất có điều kiện. Kuester và cộng sự (2006) chỉ ra rằng phương pháp này mang lại dự báo có tính chính xác cao hơn nhiều so với phương pháp mô phỏng lịch sử thông thường. Cụ thể, các dự báo VaR và ES được thực hiện theo phương pháp cửa sổ trượt (Rolling-Window Forecast) với số quan sát trong một mẫu ước lượng là 1.250 quan sát với thuật toán như sau²:

(1) Sau mỗi cửa sổ ước lượng với các tham số của phân phối xác suất tại ngày t , tác giả tạo ra $B = 10.000$ giá trị ngẫu nhiên của $\{z_{t+1}^b\} = \{z_{t+1}^{b1}, z_{t+1}^{b2}, \dots, z_{t+1}^{bB}\}$. Ví dụ, các giá trị mô phỏng $\{z_{t+1}^b\}$ của mô hình GJR-ACD được tạo ra từ phân phối xác suất $f_z \sim SGE(0,1,\lambda_{t+1},\kappa_{t+1})$ dựa trên ước lượng từ phương trình (4) và (5) sau khi đã đưa về ngưỡng giá trị thông qua phương trình chuyển đổi ở phương trình (6) và được tính toán dựa trên dữ liệu có tới ngày t trong cửa sổ ước lượng.

¹ Bộ code các mô hình được sử dụng để ước lượng trong bài nghiên cứu này có thể được tham khảo tại: <https://github.com/TrungLeVn/SgtAcD>

² Để kiểm định tính vững của mô hình, tác giả cũng tính toán lại với số lượng quan sát ở mỗi cửa sổ là 1.000 và 1.500. Kết quả chính của nghiên cứu là tương tự.

(2) Các giá trị mô phỏng $\{z_{t+1}^b\}$ này sau đó được ghép ngược trở lại phương trình (1) và phương trình (2) để xác định $B = 10.000$ giá trị mô phỏng của tỷ lệ sinh lời tại ngày $t+1$: $\{r_{t+1}^b\} = \{r_{t+1}^{b1}, r_{t+1}^{b2}, \dots, r_{t+1}^{bB}\}$.

(3) Giá trị VaR và ES tại phân vị α (ở nghiên cứu này, tác giả sử dụng hai giá trị phân vị phổ biến là 0,01 và 0,05) được xác định như sau:

$$VaR_{\alpha}^B(r_{t+1}) = \{r_{t+1}^b\}_{B\alpha} \quad (7)$$

$$ES_{\alpha}^B(r_{t+1}) = \frac{1}{B\alpha} \sum_{b=1}^B r_{t+1}^b I(r_{t+1}^b < VaR_{\alpha}^B(r_{t+1})) \quad (8)$$

Trong đó, $\{r_{t+1}^b\}_{B\alpha}$ là giá trị thứ $B \times \alpha$ của chuỗi mô phỏng sau khi sắp xếp theo thứ tự từ thấp đến cao. Sau khi có dự báo cho ngày $t+1$, tác giả trượt cửa sổ ước lượng đi 1 ngày, tính toán lại các tham số của mô hình và đưa ra dự báo cho ngày $t+2 \dots$ cho tới khi hết số quan sát.

4. Kiểm định dự báo VaR và ES

Tác giả áp dụng hai phương pháp để đánh giá độ chính xác trong dự báo VaR và ES. *Thứ nhất*, tác giả thực hiện các kiểm định tuyệt đối để đánh giá các dự báo VaR và ES so với giá trị phân vị lựa chọn. *Thứ hai*, tác giả thực hiện kiểm định tương đối để đánh giá phù hợp của dự báo đối với giá trị tỷ lệ sinh lời thực tế thông qua các hàm Loss.

4.1. Kiểm định tuyệt đối

Tác giả thực hiện hai kiểm định VaR phổ biến gồm: (1) Kiểm định tính phủ không điều kiện (Unconditional Coverage – UC) của Kupiec (1995), và (2) kiểm định phân vị biến thiên (Dynamic Quantile – DQ) của Engle và Manganeli (2004).

Kiểm định UC kiểm định giả thuyết rằng tỷ lệ vi phạm (số lần tỷ lệ sinh lời thực tế nhỏ hơn giá trị VaR) sẽ không khác biệt một cách có ý nghĩa thống kê so với giá trị phân vị lựa chọn. Ví dụ, tỷ lệ vi phạm của các dự báo $VaR_{0,01}$ trên tổng số quan sát được dự báo sẽ không khác biệt có ý nghĩa thống kê với giá trị 1%. Kiểm định này được thực hiện dựa trên giá trị ước lượng hợp lý cực đại sau đây:

$$LR = 2[T_u \ln(T_u/(\alpha T)) + (T - T_u) \ln((T - T_u)/(T - \alpha T))] \quad (9)$$

Trong đó, T_u : Số lần vi phạm; T : Số quan sát dự báo. Giá trị LR sử dụng phân phối $\chi^2(1)$ để đánh giá mức độ ý nghĩa thống kê.

Kiểm định DQ dựa trên yêu cầu về tính độc lập theo thời gian của các giá trị VaR. Nếu điều này không được đảm bảo sẽ dẫn đến khả năng các dự báo VaR trở nên đánh giá quá thấp hoặc quá cao mức độ rủi ro thị trường tại một thời điểm nhất định, mang tới những quyết định không chính xác trong giai đoạn thị trường biến động. Kiểm định DQ được xác định thông qua việc chuyển đổi các điểm vi phạm giá trị VaR của tệp dự báo thành các chuỗi $Hit_t^{VaR} = I(r_t < VaR_{t,\alpha}) - \alpha$. Nếu các dự báo VaR là độc lập thì giá trị của Hit_t sẽ có giá trị kỳ vọng có điều kiện, và không điều kiện là 0. Điều này được kiểm định thông qua việc hồi quy giá trị Hit_t với các quan sát trễ với 4 kỳ. Giá trị hệ số kiểm định được xác định như sau:

$$DQ = \frac{\hat{b}_1 X_1 X \hat{b}_1'}{\alpha(1-\alpha)} \quad (10)$$

Trong đó, $\hat{b}$: Các hệ số của phương trình hồi quy; X : Chuỗi Hit_t ; α : Giá trị phân vị được kiểm định. Hệ số DQ được kiểm định thông qua phân phối $\chi^2(7)$.

Để đánh giá dự báo ES, trước hết tác giả sử dụng kiểm định tính rời của McNeil và Frey (2000) (viết tắt là UES). Kiểm định này dựa trên giả định từ sai biệt chuẩn hóa của VaR và ES, $ES_t^{std} = \frac{r_t - ES_t}{VaR_t} | r_t < VaR_t$. Nếu dự báo ES là chính xác thì giá trị kỳ vọng bình quân của ES_t^{std} là 0 ($E(ES_t^{std}) = 0$). Giả thuyết gốc này được đánh giá về mức độ ý nghĩa thống kê thông qua phương pháp Bootstrap với 10.000 lần lặp.

Tương tự như với kiểm định VaR, các sai số trong dự báo ES nếu có nên độc lập và không xảy ra liên tiếp trong một khoảng thời gian ngắn. Để kiểm định giả thuyết này, Patton và cộng sự (2019) sử dụng kiểm định DQ theo cấu trúc hồi quy (viết tắt là CES), tương tự như kiểm định DQ với VaR của Engle và Manganelli (2004). Các dự báo và tỷ lệ sinh lời thực tế ở tệp dự báo được chuyển đổi thành chuỗi $Hit_t^{ES} = 1/\alpha \times r_t / ES_t I_{(r_t < VaR_{t,\alpha})} - 1$. Nếu các dự báo ES là chính xác thì khi hồi quy chuỗi Hit_t^{ES} với giá trị của chính nó trong 4 kỳ sẽ có hệ số ước lượng không có ý nghĩa thống kê.

4.2. Kiểm định tương đối

Bên cạnh kiểm định tính tuyệt đối về thống kê, tác giả đánh giá tính phù hợp của dự báo VaR và ES thông qua các hàm Loss. Phương pháp dự báo cho giá trị hàm loss càng nhỏ là phương pháp được ưu tiên. Trước hết, tương tự như Giacomini và Komunjer (2005), tác giả sử dụng hàm phân vị làm hàm Loss để đánh giá các dự báo VaR.

$$L_Q(VaR_t) = (r_t - VaR_t)[\alpha - I_{(r_t < VaR_t)}] \quad (11)$$

Tiếp theo, tác giả sử dụng hàm Loss của Fissler và cộng sự (2015) để đồng thời đánh giá tính phù hợp của VaR và ES như sau:

$$L_{FZ}(VaR_t, ES_t) = (I_{(r_t < VaR_t)} - \alpha)VaR_t - I_{(r_t < VaR_t)}r_t + \frac{\exp(ES_t)}{1 + \exp(ES_t)}(ES_t - VaR_t + \frac{1}{\alpha}I_{(r_t < VaR_t)}(VaR_t - r_t) + \ln(\frac{2}{1 + \exp(ES_t)})) \quad (12)$$

Cuối cùng, tác giả so sánh các phương pháp một cách trực tiếp thông qua phương pháp đánh giá các mô hình (Model Confidence Set – MCS) của Hansen và cộng sự (2011) để xác định nhóm các mô hình tối ưu. Phương pháp MCS so sánh trực tiếp các mô hình dự báo ban đầu với số lượng M_0 và đưa ra nhóm các mô hình tối ưu $M_{1-\omega}^*$, bao gồm: Số lượng mô hình $m < M_0$ với độ tin cậy ω . Cụ thể, ở mỗi bước loại, các giả thuyết được xác định như sau:

Giả thuyết $H_0: E(\Delta L_{i,j,t}) = 0$, cho tất cả các mô hình i và j thuộc nhóm mô hình M .

Giả thuyết $H_1: E(\Delta L_{i,j,t}) \neq 0$, cho một số mô hình i và j thuộc nhóm mô hình M .

với $M \subset M_0$ là các mô hình còn lại trong bước đánh giá, và $\Delta L_{i,j,t}$ là chênh lệch giữa giá trị hàm loss ($L_Q(VaR_t)$ và $L_{FZ}(VaR_t, ES_t)$) của mô hình i và j tại ngày t . Nếu giả thuyết H_0 không bị bác bỏ thì các mô hình còn lại thuộc nhóm M trở thành nhóm mô hình tối ưu. Ngược lại, mô hình có khả năng dự báo kém nhất sẽ bị loại và bước loại được thực hiện tiếp với các nhóm mô hình còn lại cho tới khi giả thuyết H_0 không bị bác bỏ. Để xác định nhóm mô hình tối ưu, Hansen và cộng sự (2011) sử dụng phương pháp loại trừ dần với kiểm định δ_M như sau:

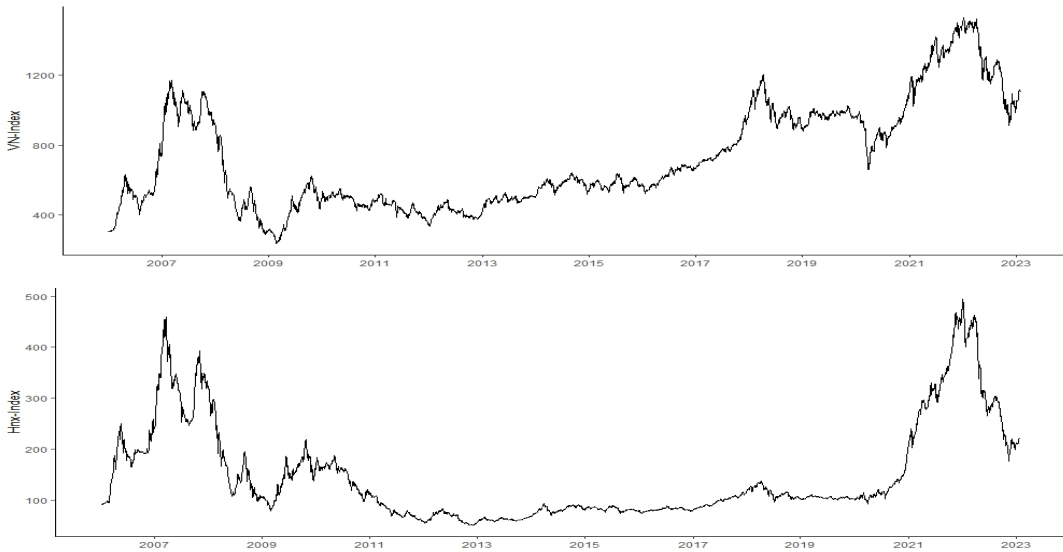
$$\delta_M = \max_{i \in M} |t_{i,j}| \text{ với } t_{i,j} = \frac{\overline{\Delta L_{i,j}}}{\sqrt{\text{Var}(\Delta L_{i,j,t})}}$$

Trong đó, $\overline{\Delta L_{i,j}}$: Giá trị bình quân của giá trị hàm Loss của mô hình i và j ; $\text{Var}(\Delta L_{i,j,t})$: Ước lượng phương sai của chuỗi chênh lệch hàm Loss của hai mô hình, được tính toán bằng phương pháp Bootstrap với số lượng 10.000 lặp. Khi giả thuyết H_0 không bị phủ nhận, mô hình với giá trị $t_{i,j}$ cao nhất sẽ bị loại. Ở nghiên cứu này, tương tự như Hansen và cộng sự (2011), tác giả lựa chọn giá trị $\omega = 75\%$ để lựa chọn nhóm mô hình tối ưu, phù hợp với số lượng mô hình trong nội dung so sánh giá trị hàm Loss của nghiên cứu.

5. Kết quả thực nghiệm

5.1. Dữ liệu

Trong nghiên cứu này, tác giả sử dụng biến động giá đóng cửa của hai chỉ số chứng khoán Việt Nam là VN-Index và HNX-Index từ ngày 03/01/2006 đến ngày 30/1/2021 từ trang web Investing.com. Hình 1 thể hiện biến động chỉ số VN-Index và HNX-Index trong giai đoạn nghiên cứu. Ảnh hưởng của cuộc khủng hoảng tài chính toàn cầu giai đoạn 2007–2009 và diễn biến khó lường của đại dịch COVID-19 được thể hiện khá rõ trên biểu đồ khi cả hai chỉ số chứng khoán suy giảm mạnh mẽ và biến động mạnh.



Hình 1. Biến động VN-Index và HNX-Index trong mẫu nghiên cứu

Bảng 1 trình bày các đặc điểm của chuỗi tỷ lệ sinh lời của chỉ số VN-Index trong giai đoạn nghiên cứu. Có thể thấy tỷ lệ sinh lời của cả hai chỉ số có mức độ biến thiên rất cao với độ lệch chuẩn là 1,5% cho VN-Index và 1,8% cho HNX-Index. Giá trị độ lệch (Skewness) và độ nhọn (Kurtosis) cho thấy phân phối xác suất của tỷ lệ sinh lời của cả hai chỉ số đều là lệch trái và có độ nhọn thấp. Điều này có nghĩa là các quan sát có mức thua lỗ lớn có xác suất xảy ra cao hơn so với giả định về phân phối chuẩn. Kiểm định Jarque-Bera cho kết quả hệ số kiểm định rất cao, thể hiện mức độ phân phối không

chuẩn của phân phối xác suất. Kiểm định Dickey-Fuller với tỷ lệ sinh lời và kiểm định Ljung-Box Test với tỷ lệ sinh lời bình phương ở sai bậc 10 cho thấy chuỗi tỷ lệ sinh lời của cả VN-Index và HNX-Index đều có tính dừng và có hiệu ứng ARCH rõ rệt. Do đó, mô hình GARCH là phù hợp để thực hiện ước lượng và dự báo.

Bảng 1.

Các giá trị thống kê của biến động tỷ lệ sinh lời VN-Index

	VN-Index	HNX-Index
Số quan sát	4.252	4.252
Giá trị lớn nhất	0,049	0,097
Giá trị nhỏ nhất	-0,070	-0,129
Giá trị trung bình	0,076	0,053
Độ lệch chuẩn	0,015	0,018
Hệ số độ lệch (Skewness)	-0,340	-0,168
Hệ số độ nhọn (Kurtosis)	1,830	4,372
Giá trị kiểm định J.B	675,423 (0,000)	3.378,542 (0,000)
Giá trị kiểm định Augmented Dickey-Fuller	-14,038 (0,000)	-12,393 (0,000)
Giá trị kiểm định Ljung-Box $Q^2(10)$	831,131 (0,000)	809,283 (0,000)

Ghi chú: Số trong ngoặc đơn () thể hiện kết quả giá trị p-value của giá trị kiểm định tương ứng.

5.2. Kết quả ước lượng biến thiên tham số mômen cấp cao

Bảng 2.

Ước lượng mô hình GARCH-ACD và GJR-ACD

	VN-Index		HNX-Index	
	GARCH-ACD	GJR-ACD	GARCH-ACD	GJR-ACD
μ	0,000 (0,000)	0,000 (0,000)	0,000 (0,000)	0,000 (0,000)
β_0	0,000 (0,000)	0,000 (0,000)	0,000 (0,000)	0,000 (0,000)
β_1	0,152 (0,017)	0,138 (0,016)	0,184 (0,018)	0,166 (0,020)
β_2		0,022		0,041

	VN-Index		HNX-Index	
	GARCH-ACD	GJR-ACD	GARCH-ACD	GJR-ACD
		(0,017)		(0,024)
β_3	0,834 (0,020)	0,835 (0,020)	0,817 (0,017)	0,813 (0,019)
λ_0	−0,189 (0,073)	−0,188 (0,061)	−0,174 (0,191)	−0,164 (0,069)
λ_1	0,109 (0,087)	0,120 (0,034)	0,169 (0,063)	0,169 (0,046)
λ_2	0,455 (0,171)	0,456 (0,161)	0,022 (0,827)	0,063 (0,093)
κ_0	−0,007 (0,023)	−0,002 (0,022)	−0,223 (0,121)	−0,111 (0,121)
κ_1	−0,144 (0,046)	−0,140 (0,048)	−0,018 (0,026)	−0,026 (0,028)
κ_2	0,622 (0,177)	0,606 (0,184)	0,029 (0,122)	0,019 (0,082)
LogLikelihood	12.749,721	12.750,545	12.089,250	12.091,314

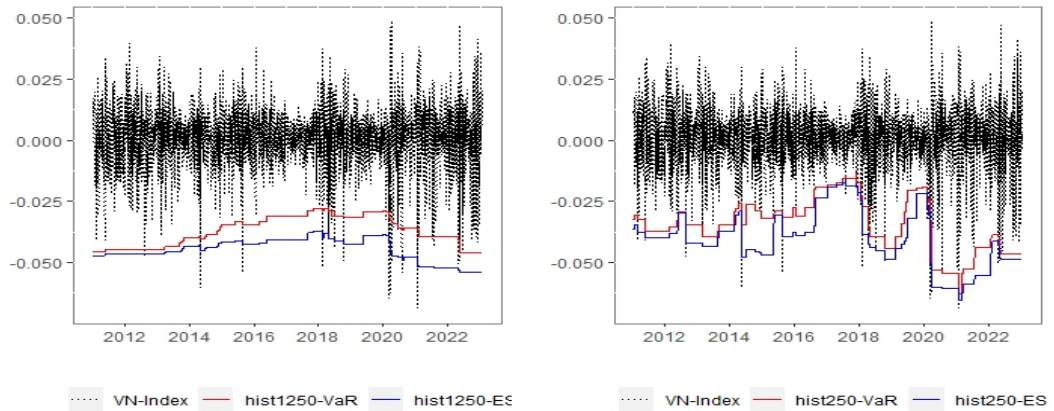
Ghi chú: Bảng thể hiện ước lượng hợp lý cực đại của chỉ số VN-Index với mô hình GARCH và GJR và giả định biến thiên theo thời gian của các tham số mômen bậc cao. Tỷ lệ sinh lời của chỉ số giá chứng khoán được giả định theo phân phối SGE có điều kiện; Các giá trị trong ngoặc đơn () là sai số chuẩn của ước lượng.

Bảng 2 thể hiện ước lượng của mô hình GARCH-ACD và GJR-ACD với các tham số mômen bậc cao biến thiên theo thời gian cho VN-Index và HNX-Index, sử dụng toàn bộ dữ liệu nghiên cứu. Kết quả cho thấy, cả tham số độ lệch λ và độ nhọn κ đều biến thiên theo thời gian nhưng phương trình biến thiên khác nhau giữa VN-Index và HNX-Index. Biến thiên của các tham số mômen bậc cao có xu hướng duy trì cao (Persistence) ở VN-Index so với HNX-Index khi các ước lượng tự tương quan λ_2 và κ_2 có giá trị dương và ở mức từ 0,455 tới 0,622 với VN-Index, nhưng chỉ ở mức 0,022 tới 0,029 ở HNX-Index. Dòng cuối cùng của bảng thể hiện giá trị ước lượng hợp lý cực đại của các mô hình. Kết quả cho thấy mô hình GJR-ACD cho giá trị ước lượng hợp lý cực đại cao nhất đối với cả VN-Index và HNX-Index.

5.3. So sánh kết quả dự báo VaR và ES

Để so sánh khả năng dự báo VaR và ES, bên cạnh các mô hình GARCH, tác giả cũng đưa vào so sánh với kết quả dự báo mô hình mô phỏng lịch sử (HistSim). Phương pháp mô phỏng lịch sử là phương pháp dự báo phi tham số (Non-Parametric) cho giá trị VaR đơn giản nhất nhưng được sử dụng nhiều nhất trên thực tế bởi các ngân hàng (Berkowitz và cộng sự, 2011). Giả sử, tại thời điểm t , chúng ta thu được chuỗi dữ kiện lịch sử cho T ngày gần nhất: $r_t, r_{t-1}, \dots, r_{t-T+1}$. $Var_{t+1,\alpha}$ được xác

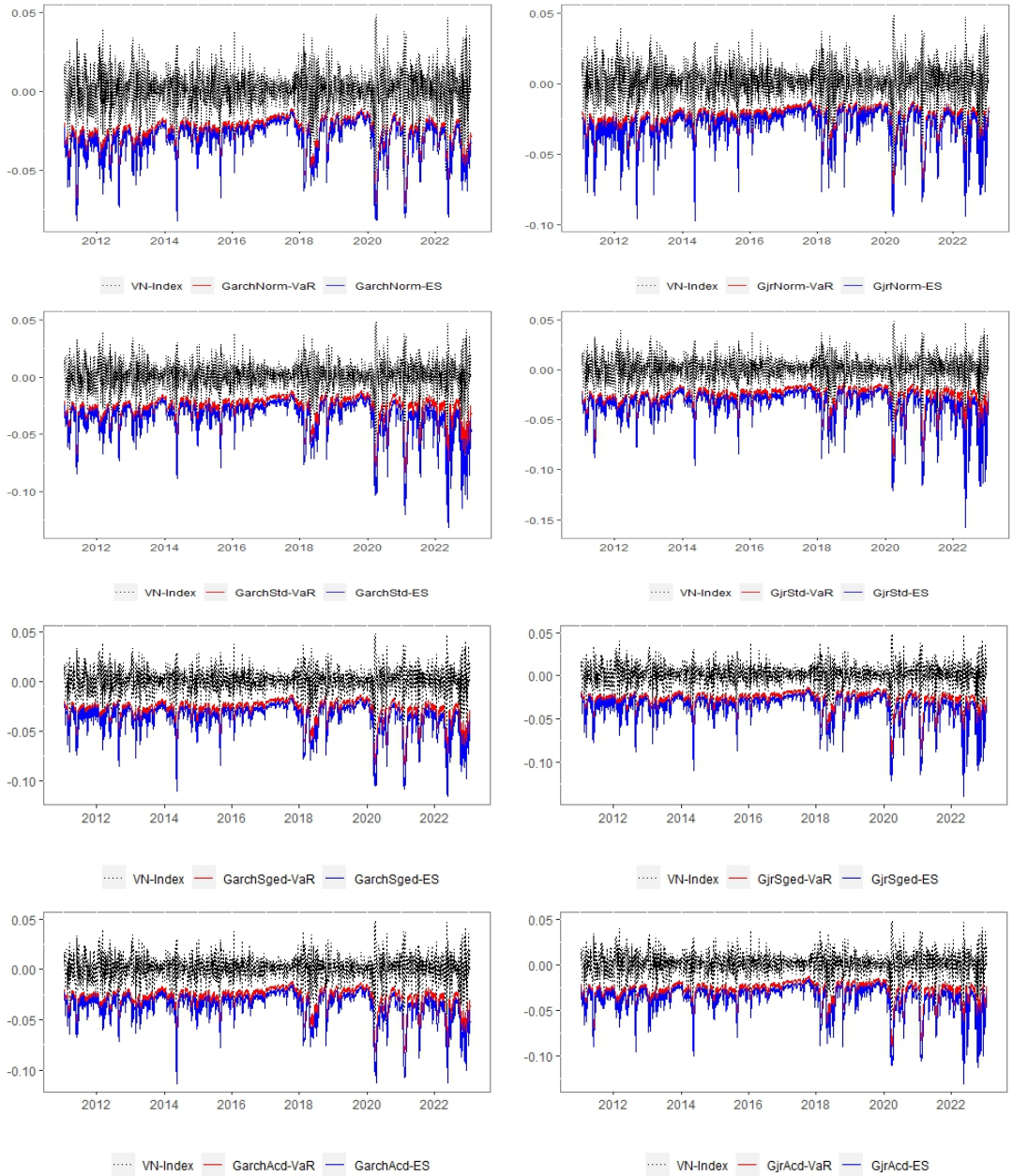
định là: $Var_{t+1,\alpha} = \hat{r}_\alpha|\{r_{i,h}\}_{t-T+1}^t$, trong đó, $\hat{r}_\alpha$ giá trị phân vị thực tế của chuỗi dữ kiện lịch sử. Dự báo của VaR phụ thuộc vào độ dài của khoảng thời gian T trong quá khứ. Hình 2 thể hiện ước lượng của mô hình mô phỏng lịch sử với hai độ dài của cửa sổ ước lượng là 250 ngày và 1250 ngày. Giống như kết quả của Nieto và Ruiz (2016), cửa sổ ước lượng ngắn giúp mô hình mô phỏng lịch sử phản ứng nhanh hơn với các biến động của thị trường.



Hình 2. Dự báo VaR và ES với mô hình mô phỏng lịch sử

Hình 3 thể hiện dự báo VaR và ES của các mô hình GARCH với các giả định khác nhau về phân phối xác suất của VN-Index³. So với phương pháp mô phỏng lịch sử, dự báo VaR và ES của mô hình GARCH bám tương đối sát với biến động của VN-Index. Mô hình GARCH và GJR với giả định phân phối xác suất t và SGE dường như phản ứng tốt hơn với những giai đoạn thị trường biến động mạnh. Để trực tiếp đánh giá khả năng này, tác giả thực hiện các kiểm định đã trình bày ở mục 3.

³ Do giới hạn về độ dài, tác giả chỉ báo cáo kết quả dự báo VaR và ES của VN-Index.



Hình 3. Dự báo VaR và ES với các phân phối xác suất khác nhau

5.3.1. Kiểm định tuyệt đối

Bảng 3.

Kết quả kiểm định dự báo VaR và ES

Phần A: Kiểm định dự báo VaR											
	VN-Index					HNX-Index					Tổng vi phạm
	UC		DQ		Vi phạm	UC		DQ		Vi phạm	
	0,01	0,05	0,01	0,05		0,01	0,05	0,01	0,05		
Hist1250	0,588	0,104	0,000*	0,000*	2	0,626	0,496	0,000*	0,000*	2	4
Hist250	0,114	0,321	0,000*	0,000*	2	0,008*	0,452	0,000*	0,000*	3	5
GARCH-Norm	0,000*	0,677	0,000*	0,260	2	0,000*	0,801	0,000*	0,085	2	4
GJR-Norm	0,000*	0,801	0,000*	0,976	2	0,000*	0,985	0,000*	0,461	2	4
GARCH-STD	0,000*	0,041*	0,001*	0,008*	4	0,031*	0,004*	0,038*	0,000*	4	8
GJR-STD	0,000*	0,455	0,000*	0,661	2	0,031*	0,033*	0,161	0,023*	3	5
GARCH-SGE	0,004*	0,269	0,033*	0,926	2	0,662	0,085	0,763	0,123	0	2
GJR-SGE	0,038*	0,020*	0,142	0,474	2	0,427	0,085	0,654	0,295	0	2
GARCH-ACD	0,010*	0,124	0,103	0,690	1	0,427	0,030*	0,734	0,079	1	2
GJR-ACD	0,088	0,025*	0,158	0,511	1	0,427	0,080	0,761	0,312	0	1

Phần B: Kiểm định dự báo ES											
	VN-Index					HNX-Index					Tổng vi phạm
	UES		CES		Vi phạm	UES		CES		Vi phạm	
	0,01	0,05	0,01	0,05		0,01	0,05	0,01	0,05		
Hist1250	0,631	0,061	0,000*	0,000*	2	0,248	0,357	0,000*	0,000*	2	4
Hist250	0,041*	0,078	0,000*	0,000*	3	0,069	0,011*	0,000*	0,000*	3	6
GARCH-Norm	0,002*	0,000*	0,000*	0,052	3	0,007*	0,001*	0,001*	0,046*	4	7
GJR-Norm	0,000*	0,000*	0,000*	0,356	3	0,000*	0,000*	0,001*	0,143	3	6
GARCH-STD	0,062	0,004*	0,020*	0,023*	3	0,111	0,162	0,139	0,004*	1	4
GJR-STD	0,035*	0,001*	0,015*	0,306	3	0,070	0,055	0,318	0,034*	1	4
GARCH-SGE	0,065	0,008*	0,090	0,994	1	0,048*	0,037*	0,683	0,438	2	3
GJR-SGE	0,028*	0,001*	0,188	0,978	2	0,072	0,035*	0,643	0,839	1	3
GARCH-ACD	0,028*	0,003*	0,144	0,990	2	0,035*	0,021*	0,623	0,615	2	4
GJR-ACD	0,076	0,002*	0,239	0,950	1	0,061	0,028*	0,715	0,860	1	2

Ghi chú: Số in đậm ở các cột “Vi phạm” và “Tổng vi phạm” thể hiện mô hình có khả năng dự báo tốt nhất với số lần vi phạm các kiểm định thấp nhất.

Bảng 3 thể hiện kết quả kiểm định dự báo VaR và ES với phân vị 1% và 5% cho VN-Index và HNX-Index. Giá trị trong bảng thể hiện p-value của các kiểm định ứng với mô hình ở hàng và kiểm định cho phân vị ở cột. Cột “Vi phạm” thể hiện số lần mô hình vi phạm giả thuyết gốc và cho thấy

kết quả dự báo VaR/ES không đạt điều kiện với độ tin cậy 95%. Cột “Tổng loại trừ” tổng hợp số lần mà một mô hình vi phạm các kiểm định ở các ngưỡng phân vị cho cả VN-Index và HNX-Index. Giá trị của hai cột này càng nhỏ thì mô hình càng đáng tin cậy.

Ở cả dự báo VaR và ES thì mô hình GJR-ACD với giả định biến thiên của các tham số mômen cấp cao đều cho kết quả dự báo tốt nhất. Dự báo VaR của mô hình này chỉ vi phạm một lần đối với tất cả các kiểm định ở cả hai phân vị và cả hai chỉ số chứng khoán. Tương tự, mô hình này chỉ bị vi phạm hai lần ở các dự báo ES với ngưỡng 5% của VN-Index và HNX-Index. Ngược lại, mô hình GARCH-STD cho kết quả dự báo VaR kém nhất và mô hình GARCH-Norm cho kết quả dự báo ES kém nhất, thậm chí không cho kết quả tốt hơn mô hình mô phỏng lịch sử đơn giản. Tương tự như Lê Hải Trung và Nguyễn Thị Mai Trang (2020), kết quả này cho thấy sự quan trọng của việc cho phép phân phối xác suất của tỷ lệ sinh lời chỉ số giá chứng khoán Việt Nam không chuẩn với độ lệch trái và độ nhọn thấp. Kết quả tương đối của mô hình GARCH-ACD và GJR-ACD so với các mô hình không cho phép sự biến thiên của các mômen cấp cao là GARCH-SGE và GJR-SGE cho thấy mô hình của nghiên cứu này cải thiện hơn về khả năng dự báo so với mô hình của Lê Hải Trung và Nguyễn Thị Mai Trang (2020).

5.3.2. Kiểm định tương đối

Bảng 4.

Kết quả kiểm định tương đối dự báo VaR và ES

Phần A: Giá trị hàm loss								
	VN-Index				HNX-Index			
	L_Q		L_{FZ}		L_Q		L_{FZ}	
	0,01	0,05	0,01	0,05	0,01	0,05	0,01	0,05
Hist1250	4,966	16,295	−1,989	−2,376	5,878	18,607	−1,818	−2,232
Hist250	4,854	15,644	−1,964	−2,422	5,561	17,001	−1,806	−2,336
GARCH-Norm	4,820	14,172	−1,864	−2,541	4,967	15,423	−1,949	−2,494
GJR-Norm	4,795	13,978	−1,832	−2,546	5,099	15,281	−1,882	−2,497
GARCH-STD	4,620	14,286	−2,019	−2,538	4,814	15,538	−2,057	−2,494
GJR-STD	4,612	14,111	−2,009	−2,546	4,845	15,457	−2,057	−2,501
GARCH-SGE	4,461	14,072	−2,085	−2,569	4,729	15,315	−2,087	−2,518
GJR-SGE	4,476	14,031	−2,072	−2,569	4,734	15,222	−2,084	−2,524
GARCH-ACD	4,458	13,934	−2,094	−2,582	4,718	15,133	−2,073	−2,531
GJR-ACD	4,455	13,998	−2,098	−2,576	4,699	15,102	−2,083	−2,535

Phần B: Kết quả MCS								
	VN-Index				HNX-Index			
	L_Q		L_{FZ}		L_Q		L_{FZ}	
	0,01	0,05	0,01	0,05	0,01	0,05	0,01	0,05
Hist1250	0	1	0	0	0	0	0	0
Hist250	0	0	0	0	0	0	0	0
GARCH-Norm	0	0	0	0	0	0	0	0
GJR-Norm	0	0	1	0	0	0	1	0
GARCH-STD	0	0	0	0	1	1	0	0
GJR-STD	0	0	0	0	1	1	0	0
GARCH-SGE	1	1	0	0	1	1	0	0
GJR-SGE	1	1	1	1	1	1	0	0
GARCH-ACD	1	1	1	1	1	1	1	1
GJR-ACD	1	1	1	1	1	1	1	1

Ghi chú: Số in đậm thể hiện mô hình có giá trị hàm Loss là thấp nhất ở mỗi kiểm định.

Bảng 4 cho thấy kết quả của kiểm định tương đối với dự báo VaR và ES. Đối với phần A, kết quả thể hiện giá trị bình quân của hàm Loss L_Q và L_{FZ} để xác định sự phù hợp của dự báo VaR và ES. Giá trị của hàm Loss càng nhỏ cho thấy mô hình đưa ra các dự báo VaR và ES phù hợp với biến động phân phối xác suất thực tế của tỷ lệ sinh lời. Do đó, mô hình có giá trị hàm Loss nhỏ nhất được in đậm ở mỗi cột là mô hình tối ưu nhất cho mỗi mức phân vị theo hai hàm phân biệt. Đối với phần B, tác giả báo cáo kết quả của việc so sánh trực tiếp các mô hình theo phương pháp MCS. Trong đó, giá trị 0 cho thấy mô hình bị loại ra khỏi nhóm mô hình tối ưu và 1 cho thấy mô hình được nằm trong nhóm mô hình tối ưu với độ tin cậy 75%. Kết quả cho thấy, mô hình GJR-ACD cho kết quả dự báo VaR và ES phù hợp nhất với biến động phân phối xác suất thực tế của tỷ lệ sinh lời của VN-Index và HNX-Index khi mang lại giá trị hàm Loss thấp nhất ở 6/8 ước lượng. Tương tự, mô hình này cùng với mô hình GARCH-ACD luôn được lựa chọn trong nhóm mô hình ưu tiên ở phương pháp MCS⁴.

Tóm lại, các kiểm định tuyệt đối và tương đối đều cho thấy mô hình GJR-ACD với giả định phân phối xác suất tỷ lệ sinh lời của chỉ số giá chứng khoán theo phân phối SGE và cho phép biến thiên trong các tham số mômen bậc cao mang lại kết quả dự báo VaR và ES tốt nhất đối với trường hợp của hai chỉ số chứng khoán của Việt Nam là VN-Index và HNX-Index. Kết quả này tương đồng với kết quả của Bali và Theodossiou (2008), Wilhelmsson (2009), Gabrielsen và cộng sự (2015), và là kết quả mở rộng đối với nghiên cứu của Lê Hải Trung và Nguyễn Thị Mai Trang (2020) cho thị trường chứng khoán Việt Nam.

⁴ Để kiểm định tính vững của kết quả, tác giả thực hiện so sánh dự báo từ các mô hình cho giai đoạn COVID-19 (với các quan sát sau ngày 1/1/2020). Kết quả cho thấy khả năng dự báo giá trị VaR và ES của các mô hình đều suy giảm do mức độ rủi ro gia tăng của giai đoạn COVID-19. Tuy nhiên, kết quả cho thấy GJR-ACD vẫn là mô hình có khả năng dự báo tốt nhất đối với cả kiểm định tuyệt đối và tương đối. Do giới hạn về độ dài, kết quả này có thể được cung cấp thông qua liên hệ với tác giả.

6. Kết luận

Bài nghiên cứu này đánh giá về vai trò của việc cho phép biến thiên với các tham số mômen bậc cao trong phân phối xác suất có điều kiện của tỷ lệ sinh lời đối với thị trường chứng khoán Việt Nam trong việc dự báo giá trị chịu rủi ro (VaR) và giá trị thua lỗ kỳ vọng (ES). Nghiên cứu này sử dụng mô hình GARCH với các giả định phân phối xác suất khác nhau cũng như mô hình phổ biến là mô phỏng lịch sử để thực hiện dự báo VaR và ES cho tệp dự báo đối với chỉ số VN-Index và HNX-Index với các mức phân vị khác nhau. Với nhóm các kiểm định chi tiết đánh giá khả năng dự báo tuyệt đối và tương đối của các mô hình, kết quả cho thấy mô hình GJR-ACD với giả định phân phối có điều kiện theo phân phối SGE và cho phép các tham số mômen cấp cao được biến thiên theo thời gian mang lại kết quả dự báo chính xác nhất đối với cả VaR và ES cho thị trường chứng khoán Việt Nam. Điều này cho thấy tầm quan trọng của việc ghi nhận tính không chuẩn trong tỷ lệ sinh lời của giá chứng khoán trên thị trường Việt Nam cũng như việc cho phép độ lệch và độ nhọn của phân phối xác suất có điều kiện biến thiên theo thời gian để phản ứng với biến động trên thị trường trong việc đo lường và dự báo rủi ro. Kết quả nghiên cứu này có thể mang tính ứng dụng đối với việc áp dụng các mô hình dự báo giá trị chịu rủi ro trong tính toán yêu cầu vốn tối thiểu cho rủi ro thị trường tại các ngân hàng trong bối cảnh ứng dụng hiệp ước vốn Basel II và hiệp ước Basel III trong tương lai. Tuy nhiên, nghiên cứu còn một số hạn chế như: (1) Mới chỉ thực hiện trên các chỉ số đại diện; (2) các mô hình dự báo mới chỉ dừng lại ở mô hình GARCH. Các nghiên cứu trong tương lai có thể đánh giá khả năng dự báo VaR và ES ở tỷ lệ sinh lời các cổ phiếu riêng biệt hoặc đánh giá tổng hợp khả năng dự báo VaR và ES bằng các phương pháp tiếp cận khác như nhóm mô hình bán tham số (Semi-Parametric) hoặc các phương pháp kết hợp dự báo.

Tài liệu tham khảo

- Bali, T. G., & Theodossiou, P. (2008). Risk measurement performance of alternative distribution functions. *Journal of Risk and Insurance*, 75(2), 411–437.
- Basel Committee on Banking Supervision (2019). *Minimum capital requirements for market risk*. Retrieved from <https://www.bis.org/bcbs/publ/d457.htm>
- BenSaïda, A., & Slim, S. (2016). Highly flexible distributions to fit multiple frequency financial returns. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 442, 203–213.
- Berkowitz, J., Christoffersen, P., & Pelletier, D. (2011). Evaluating value-at-risk models with desk-level data. *Management Science*, 57(12), 2213–2227.
- Black, F., & Scholes, M. (1973). The pricing of options and corporate liabilities. *Journal of Political Economy*, 81(3), 637–654.
- Bollerslev, T. (1987). A conditionally heteroskedastic time series model for speculative prices and rates of return. *The Review of Economics and Statistics*, 69(3), 542–547.
- Cont, R. (2001). Empirical properties of asset returns: Stylized facts and statistical issues. *Quantitative Finance*, 1(2), 223–236.
- Dittmar, R. F. (2002). Nonlinear pricing Kernels, Kurtosis preference, and evidence from the cross-section of equity returns. *The Journal of Finance*, 57(1), 369–403.

- Engle, R. F., & Manganelli, S. (2004). CAViaR: Conditional autoregressive value at risk by regression quantiles. *Journal of Business & Economic Statistics*, 22(4), 367–381.
- Fissler, T., Ziegel, J. F., & Gneiting, T. (2015). *Expected shortfall is jointly elicitable with value at risk – Implications for backtesting*. Retrieved from <https://arxiv.org/pdf/1507.00244.pdf>
- Gabrielsen, A., Kirchner, A., Liu, Z., & Zagaglia, P. (2015). Forecasting value-at-risk with time-varying variance, skewness and kurtosis in an exponential weighted moving average framework. *Annals of Financial Economics*, 10(01), 1550005.
- Ghysels, E., Plazzi, A., & Valkanov, R. (2016). Why invest in emerging markets? The role of conditional return asymmetry. *The Journal of Finance*, 71(5), 2145–2192.
- Giacomini, R., & Komunjer, I. (2005). Evaluation and combination of conditional quantile forecasts. *Journal of Business & Economic Statistics*, 23(4), 416–431.
- Gneiting, T. (2011). Making and evaluating point forecasts. *Journal of the American Statistical Association*, 106(494), 746–762.
- Glosten, L. R., Jagannathan, R., & Runkle, D. E. (1993). On the relation between the expected value and the volatility of the nominal excess return on stocks. *The Journal of Finance*, 48(5), 1779–1801.
- Gu, Z., & Ibragimov, R. (2018). The “Cubic law of the stock returns” in emerging markets. *Journal of Empirical Finance*, 46, 182–190.
- Hadhri, S., & Ftiti, Z. (2019). Asset allocation and investment opportunities in emerging stock markets: Evidence from return asymmetry-based analysis. *Journal of International Money and Finance*, 93, 187–200.
- Hansen, B. E. (1994). Autoregressive conditional density estimation. *International Economic Review*, 35(3), 705–730.
- Hansen, P. R., Lunde, A., & Nason, J. M. (2011). The model confidence set. *Econometrica*, 79(2), 453–497.
- He, X., & Hamori, S. (2021). Is volatility spillover enough for investor decisions? A new viewpoint from higher moments. *Journal of International Money and Finance*, 116, 102412.
- Jondeau, E., & Rockinger, M. (2003). Conditional volatility, skewness, and kurtosis: Existence, persistence, and comovements. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 27(10), 1699–1737.
- Kostika, E., & Markellos, R. N. (2013). Optimal hedge ratio estimation and effectiveness using ARCD. *Journal of Forecasting*, 32(1), 41–50.
- Kupiec, P. H. (1995). Techniques for verifying the accuracy of risk measurement models. *The Journal of Derivatives*, 3(2), 73–84.
- Kuester, K., Mittnik, S., & Paolella, M. S. (2006). Value-at-risk prediction: A comparison of alternative strategies. *Journal of Financial Econometrics*, 4(1), 53–89.
- Le, T. H. (2021). International portfolio allocation: The role of conditional higher moments. *International Review of Economics & Finance*, 74, 33–57.
- Lê Hải Trung, & Nguyễn Thị Mai Trang. (2020). Các phương pháp đo lường giá trị chịu rủi ro: Ứng dụng cho Việt Nam. *Tạp chí Khoa học và Đào tạo Ngân hàng*, 221, 50–58.

- Markowitz, H. (1952). Portfolio selection. *Journal of Finance*, 7(1), 77–91.
- McNeil, A. J., & Frey, R. (2000). Estimation of tail-related risk measures for heteroscedastic financial time series: An extreme value approach. *Journal of Empirical Finance*, 7(3–4), 271–300.
- Ngân hàng Nhà nước Việt Nam. (2016). *Thông tư số 41/2016/TT-NHNN của Ngân hàng Nhà nước Việt Nam: Quy định về tỷ lệ an toàn vốn đối với ngân hàng, chi nhánh ngân hàng nước ngoài*, ban hành ngày 30/12/2016. Truy cập từ <https://vanban.chinhphu.vn/default.aspx?pageid=27160&docid=188256>
- Nieto, M. R., & Ruiz, E. (2016). Frontiers in VaR forecasting và backtesting. *International Journal of Forecasting*, 32(2), 475–501.
- Patton, A. J., Ziegel, J. F., & Chen, R. (2019). Dynamic semiparametric models for expected shortfall (and value-at-risk). *Journal of Econometrics*, 211(2), 388–413.
- Slim, S., Koubaa, Y., & BenSaida, A. (2017). Value-at-Risk under Lévy GARCH models: Evidence from global stock markets. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 46, 30–53.
- Theodossiou, P. (2015). Skewed generalized error distribution of financial assets and option pricing. *Multinational Finance Journal*, 19(4), 223–266.
- Wilhelmsson, A. (2009). Value at risk with time varying variance, skewness and kurtosis – The NIG-ACD model. *The Econometrics Journal*, 12(1), 82–104.